



Associação Portuguesa de Engenharia de Áudio Secção Portuguesa da Audio Engineering Society

Artigo Apresentado no 13º Encontro da APEA
7 e 8 de Outubro de 2011 Instituto Politécnico do Porto

O artigo apresentado nesta Conferência foi seleccionado com base num resumo estendido revisto por pelo menos dois revisores anónimos qualificados. Este artigo foi reproduzido pelo manuscrito previamente fornecido pelo autor, sem qualquer edição, correcção ou considerações do quadro de revisores. A APEA não se responsabiliza pelo conteúdo apresentado no artigo. Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do conteúdo deste artigo sem permissão directa da Associação Portuguesa de Engenharia de Áudio.

Detecção Automática de *Crackles* em Sons Respiratórios

MSc Quintas, João¹, PhD Campos, Guilherme^{1,3}, PhD Marques, Alda²

¹ DETI – Universidade de Aveiro, 3810-193 Aveiro, Portugal

² ESSUA – Universidade de Aveiro, 3810-193 Aveiro, Portugal

³ IEETA – Universidade de Aveiro, 3810-193 Aveiro, Portugal

A correspondência deverá ser endereçada para: MSc Quintas, João (quintas.j@ua.pt)

ABSTRACT

This paper explores automatic methods for crackle detection. By agreement among the annotations of three independent health professionals, references were generated to calculate the values of sensitivity (SE), accuracy (PPV) and their harmonic mean (F) of various detection algorithms. The detection algorithms proposed in the literature were reviewed and some of the most interesting implemented. A new promising method based on the agreement between the annotations of the implemented algorithms was developed.

RESUMO

Este artigo explora métodos automáticos de detecção de crepitações. Por acordo entre as anotações de três profissionais de saúde (multi-anotação), geraram-se referências para o cálculo dos valores de sensibilidade (SE), de precisão (PPV) e média harmónica (F) de vários algoritmos de detecção. Os algoritmos de detecção propostos na literatura foram revistos tendo sido implementados alguns dos mais interessantes. Um novo método baseado no acordo entre as anotações dos algoritmos implementados foi desenvolvido, tendo-se revelado bastante promissor.

1. INTRODUÇÃO

Actualmente, milhões de pessoas em todo o Mundo sofrem de patologias respiratórias. A auscultação de sons respiratórios é uma técnica não invasiva e pouco dispendiosa usada no diagnóstico destas patologias. Contudo, devido às limitações apresentadas, nomeadamente a sua inerente subjectividade e a produção de sinais respiratórios fora da gama de frequências audíveis pelo ser humano, leva a que esta técnica tenha frequentemente que ser complementada com meios radiológicos dispendiosos com elevada dose de radiação ionizante associada. Nos últimos anos, o avanço das novas tecnologias de computação e processamento digital de sinal, tem facilitado a aquisição digital de sons respiratórios e a sua análise com recurso a técnicas de processamento de sinal sofisticadas e

executadas em computadores cada vez mais poderosos. Naturalmente a análise automática de sons respiratórios vem-se tornando uma forte área de investigação, pois constitui uma via menos dispendiosa, não invasiva e com grande potencial para ultrapassar as limitações actualmente existentes e facilitar o diagnóstico e monitorização das patologias respiratórias.

Os sons respiratórios são geralmente classificados em sons normais e em sons adventícios (SA). Apesar dos SA puderem ocorrer em pessoas saudáveis, a sua ocorrência encontra-se geralmente associada à presença de patologias respiratórias. Os SA podem ser divididos em duas categorias principais: sons contínuos ou estacionários (sibilâncias ou *wheezes*) e sons descontínuos ou não estacionários (crepitações ou *crackles*) [1]. As sibilâncias caracterizam-se por

possuírem uma duração relativamente longa ($>100\text{ms}$) e uma frequência fundamental (*pitch*) superior a 100Hz . São classificadas como monofónicas ou polifónicas consoante contenham, respectivamente, uma ou mais frequências fundamentais. As crepitações são descritas como sons explosivos, transitórios de curta duração ($<20\text{ms}$). A sua forma de onda é caracterizada por uma deflexão inicial abrupta e por picos sucessivamente mais afastados no tempo. A sua gama de frequências é alargada, variando dos 100 aos 2000 Hz , chegando por vezes a ser ainda mais elevada [2]; a sua ocorrência é mais notada na fase inspiratória do que na fase expiratória [3], sendo classificadas em dois tipos: finas (curta duração) e grossas (longa duração) [4, 5] vide Figura 1.

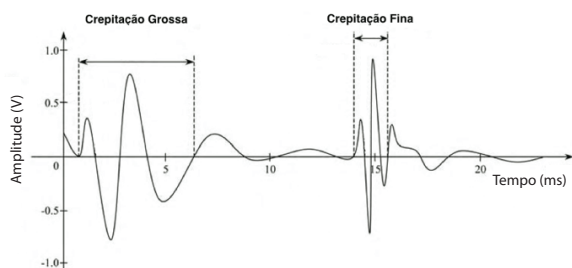


Figura 1: Tipos de Crepitação

As crepitações finas são associadas a doenças fibróticas como a fibrose pulmonar idiopática (FPI), à pneumonia e à insuficiência cardíaca congestiva [6]. Compõem-se de frequências altas e tendem a ocorrer a partir do meio da fase inspiratória [2]. Crê-se que têm origem na abertura repentina das vias aéreas [4].

As crepitações grossas são sinais de mais baixa frequência. Ocorrem normalmente no início da inspiração e, por vezes, também na expiração. A sua origem deve estar associada ao borbulhar de líquido nas vias aéreas [4]. Indiciam obstrução das vias aéreas, sendo geralmente associadas a patologias respiratórias como a bronquite crónica e bronquiectasia [6]. As crepitações são geralmente definidas pelas suas características no domínio do tempo como o *initial deflection width* (IDW) o *two cycle duty* (2CD) e o *largest deflection width* (LDW) vide Figura 2.

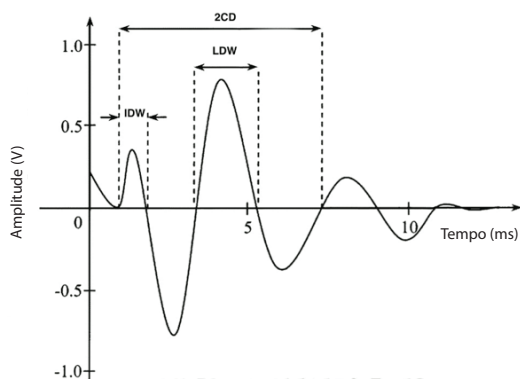


Figura 2: Parâmetros de caracterização de crepitações do domínio do tempo: *two-cycle duration* (2CD), *initial deflection width* (IDW) e *largest deflection width* (LDW).

Este trabalho, procura evidenciar o extenso esforço já colocado no desenvolvimento de algoritmos de detecção e classificação automática de crepitações, bem como propor uma nova técnica de detecção, baseada no acordo de alguns dos algoritmos já propostos na literatura.

A secção seguinte apresenta o repositório de sons utilizado, salientando a importância desse repositório se encontrar devidamente anotado e serem definidas métricas adequadas para a validação dos algoritmos. Na Secção 3, após breve menção aos principais algoritmos propostos até ao momento na literatura desta área, são indicados os algoritmos selecionados para testar a técnica de acordo proposta aqui e brevemente referido o procedimento utilizado. Na Secção 4 são apresentados e discutidos os resultados obtidos. As conclusões são apresentadas na Secção 5.

2. MATERIAL

2.1. Repositório Piloto

No projecto que se encontra em desenvolvimento pretende-se adquirir sons de 100 pacientes. Cada um é auscultado simultaneamente na traqueia e em seis pontos do tórax com um estetoscópio digital (estetoscopia multicanal) vide Figura 3.

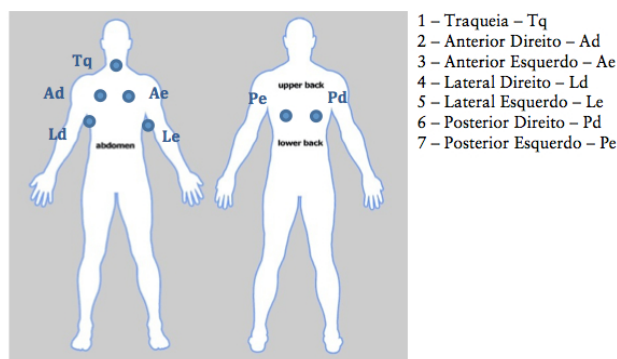


Figura 3: Locais de um paciente sujeitos a auscultação.

Em cada ponto são armazenadas 3 auscultações, obtendo-se portanto, por cada paciente, 21 sons respiratórios. Como se prevê a repetição da auscultação em dois momentos, o repositório será constituído por 4200 sons respiratórios. Os pacientes participantes do projecto são adultos (≥ 18 anos) diagnosticados com Infecção Respiratória do Tracto Inferior (IRTI). Os sons respiratórios têm uma duração de 25 segundos, são amostrados a 44100Hz e digitalizados a 24 bits. A aquisição foi realizada na Escola Superior de Saúde da Universidade de Aveiro, com a utilização de sete estetoscópios electrónicos digitais (Thinklabs Rhythm ds32a) e uma placa de som (Cakewalk UA-25 EX).

Como esta aquisição de dados está ainda em curso, este trabalho baseou-se num repositório piloto constituído por 10 sons respiratórios. Trata-se de excertos de alguns dos ficheiros adquiridos, com duração de 10 segundos. Cinco deles provêm de pacientes com fibrose quística e os restantes cinco de pacientes com pneumonia.

2.2. Parâmetros de Desempenho

Para avaliar o desempenho dos algoritmos de detecção automática de crepitações, são usados os parâmetros de *sensibilidade* (SE) e *precisão* (*positive predictivity value* – PPV), normalmente expressos em percentagem [7]. Trata-se de razões entre o número de crepitações correctamente detectados por um dado algoritmo (*true positives* – TP) e, respectivamente:

- O número total do tipo de crepitações efectivamente existentes, que inclui as não detectadas (*false negatives* – FN):

$$SE = \frac{TP}{TP + FN}$$

- O número total de crepitações detectadas, que inclui as que foram incorrectamente detectadas (*false positives* – FP):

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP}$$

É desejável que tanto a sensibilidade (SE) como a precisão (PPV) sejam tão elevadas quanto possível, pelo que a média entre elas constitui uma interessante métrica de desempenho. Existem várias formas alternativas de calculá-la, desde logo a média aritmética (A) e a média geométrica (G). Neste trabalho usaremos a chamada *média harmónica* (parâmetro F), que combina as duas [8]:

$$F = \frac{G^2}{A} = \frac{\sqrt{SE \times PPV}^2}{\frac{SE + PPV}{2}} = 2 \times \frac{SE \times PPV}{SE + PPV}$$

2.3. Anotações de Referência

O cálculo dos parâmetros apresentados exige, obviamente, que se disponha de anotações de referência (*gold-standards*). Este aspecto tem recebido insuficiente atenção por parte dos investigadores nesta área. Por isso, um dos trabalhos desta investigação passa por desenvolver procedimentos e métodos que conduzam ao estabelecimento de referências construídas de forma transparente e credível. Devido à inevitável subjectividade do julgamento de anotadores humanos, elas devem resultar de acordo estatístico entre um número tão elevado quanto possível de anotações realizadas por profissionais de saúde e os critérios de acordo devem ser claramente definidos.

Como se pretende usar repositórios extensos anotados pelo maior número possível de profissionais de saúde, torna-se imprescindível dispor de uma aplicação computacional completa e eficaz para anotação. O trabalho de anotação exige concentração e é naturalmente moroso, pois pode haver centenas de crepitações num ficheiro de poucos segundos de duração. Por outro lado, o público-alvo (médicos, enfermeiros, fisioterapeutas...) caracteriza-se por, de um modo geral, possuir agendas muito sobrecarregadas e poucos conhecimentos de programação. É necessário garantir uma interface com o

utilizador amigável: a operação deve ser fácil e intuitiva. Neste contexto, havia sido desenvolvido, no âmbito desta investigação, um programa para anotação de ciclos respiratórios e sons adventícios (crepitações e sibilâncias) em sons respiratórios obtidos por estetoscopia [9]. A anotação é efectuada directamente sobre as formas de onda visualizadas, que é simultaneamente possível escutar. A velocidade de reprodução áudio é controlável pelo utilizador e sincronizada com o cursor de visualização.

A utilização desta plataforma permite que cada som respiratório seja anotado por um quadro de profissionais de saúde, possibilitando a criação de anotações de referência para cada som. Para gerar essas referências é necessário aplicar critérios de acordo. A anotação de crepitações consiste na indicação dos instantes de início e fim, mas, como seria de esperar (Figura 4), só por mero acaso eles são coincidentes nas várias anotações, sem que isso indique necessariamente desacordo. Considerou-se, por isso, que a identificação das crepitações, para este efeito, não poderia ser realizada directamente com base nesses pontos.

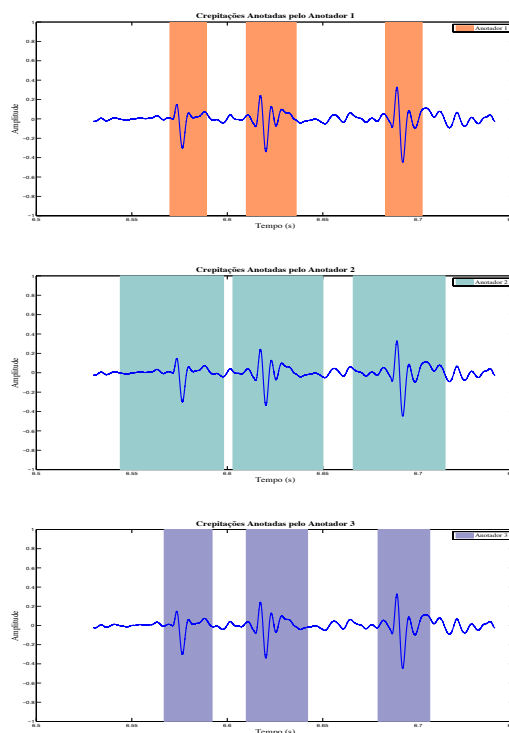


Figura 4: Crepitações anotadas por diferentes profissionais de saúde.

A forma encontrada para tornar o problema foi identificar a crepitação pelo seu pico (em valor absoluto) vide Figura 5 e 6.

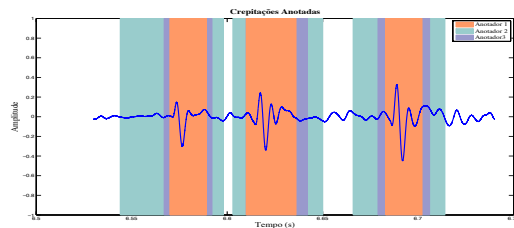


Figura 5: Sobreposição das anotações da Figura 4.

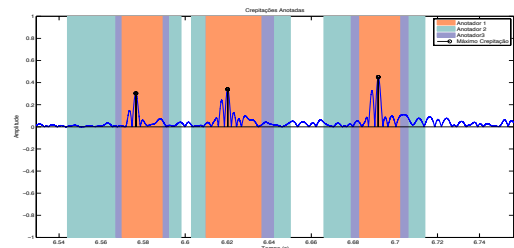


Figura 6: Máximos das crepitações da Figura 5.

O repositório presente neste artigo foi devidamente anotado por três profissionais de saúde.

3. ALGORITMOS DE DETECÇÃO DE CREPITAÇÕES

3.1. Algoritmos na Literatura

O desenvolvimento de algoritmos para sistemas computadorizados de detecção e classificação de crepitações é uma tarefa complexa por várias razões, nomeadamente:

- baixa relação de magnitude entre as crepitações e os sons respiratórios normais;
- possibilidade de sobreposição de crepitações;
- distorção da forma de onda das crepitações pelos sons respiratórios normais e consequente dificuldade de determinar os parâmetros que caracterizam as crepitações como IDW, 2CD e LDW [10].

Têm por isso sido exploradas diversas técnicas para o efeito. Nomeadamente métodos que aplicam filtros digitais [11], análise de espectrogramas [12], análise no domínio do tempo [13], modelos auto-regressivos (AR) de elevada ordem estatística [14], transformadas por *wavelets* [15, 16], transformadas por *wavelets packets* [17-19], filtros fuzzy [20], *empirical mode decomposition* (EMD) [21, 22], *Hilbert Huang Transform* (HHT) [23] e *fractal dimensional* (FD) [24].

Neste trabalho foram implementados o algoritmo proposto por Vannuccini et al. [13], o algoritmo FD de Hadjileontiadis e Rekanos [24] e o algoritmo WPST-NST de Bahoura e Lu [19]. Foi ainda implementada uma versão alternativa do algoritmo FD de Hadjileontiadis e Rekanos.

3.2. Técnica de Acordo

Esta ideia inspirou-se no método de acordo utilizado para estabelecimento de referências. Trata-se aqui de combinar ‘anotações’ feitas, não por profissionais de saúde, mas pelos algoritmos escolhidos para implementação. Estabeleceu-se uma anotação de acordo entre todos eles, por critérios idênticos aos do acordo gerado entre os profissionais de saúde já discutido na secção 2.3.

4. RESULTADOS

A aplicação da técnica de acordo gerou anotações de acordo para cada um dos 10 ficheiros do repositório considerado. No ponto de desempenho óptimo (considerando resultados médios no repositório) obtiveram-se SE=91,4%, PPV=83,7% e F=86,7%.

Este desempenho óptimo em acordo pode comparar-se com os desempenhos óptimos individuais dos quatro algoritmos intervenientes, resumidos na Tabela 1.

<i>Algoritmos</i>	<i>SE (%)</i>	<i>PPV (%)</i>	<i>F (%)</i>
Vannuccini et al.	87,5	71,6	77,4
Hadji.e Rek.	91,4	74,5	81
Hadji.e Rek. alternativo	91,5	72,1	79,4
Bahoura e Lu	89,6	71,9	78,7

Tabela 1: Valores médios de SE, PPV e parâmetro F de cada algoritmo.

O valor de SE obtido pelo acordo de algoritmos (SE=91,4%) é semelhante ao obtido pelos melhores algoritmos executados individualmente. No entanto, o valor de PPV (83,67%) é cerca de 11% superior ao melhor valor registado por algoritmos executados individualmente. Isto resulta num valor de F (86,72%) 7% superior ao desse algoritmo (Hadjileontiadis e Rekanos).

5. CONCLUSÕES E TRABALHO FUTURO

Implementou-se um conjunto de algoritmos de detecção automática de crepitações entre os mais relevantes encontrados na literatura, realizaram-se testes sistemáticos e investigaram-se alternativas no sentido de aumentar o desempenho.

A técnica de acordo aqui proposta mostrou um significativo aumento de desempenho (+7%). O facto de as referências utilizadas para avaliação de desempenho terem sido obtidas por multi-anotação torna este resultado especialmente encorajador. Assim, esta técnica será em breve testada num repositório mais extenso e diversificado em termos de patologias, devidamente anotado pelo maior número de profissionais de saúde possível.

6. REFERÊNCIAS

- [1] H. Pasterkamp, Steve S. Kraman, and George R. Wodicka, "Respiratory Sounds . Advances Beyond the Stethoscope", *American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine*, vol. 156, p. 974, Sep 01 1997.
- [2] A. R. A. Sovijärvi, Dalmasso F, Sacco C, Rossi M and Earis J E "Characteristics of breath sounds and adventitious respiratory sounds", *European Respiratory Review*, vol. 10, pp. 591-596, 2000.
- [3] P. Forgacs, "Crackles and wheezes", *Lancet*, vol. 2, pp. 203-5, Jul 22 1967.
- [4] R. Loudon and R. L. Murphy, Jr., "Lung sounds", *The American review of respiratory disease*, vol. 130, pp. 663-73, Oct 1984.
- [5] H. Pasterkamp, S. S. Kraman, and G. R. Wodicka, "Respiratory sounds. Advances beyond the stethoscope", *American journal of respiratory and critical care medicine*, vol. 156, pp. 974-87, Sep 1997.
- [6] G. R. Epler, C. B. Carrington, and E. A. Gaensler, "Crackles (rales) in the interstitial pulmonary diseases", *Chest*, vol. 73, pp. 333-9, Mar 1978.
- [7] T. Fawcett, "ROC graphs: Notes and practical considerations for researchers", *Machine Learning*, 2004.
- [8] D. Sheng, "Feature Selection Based F-Score and ACO Algorithm in Support Vector Machine," in *Knowledge Acquisition and Modeling, 2009. KAM '09. Second International Symposium on*, 2009, pp. 19-23.
- [9] J. Dinis, G. Campos, J. Rodrigues, and A. Marques, "Respiratory Sound Annotation Software (for submission to BIOSTEC 2012)", 2012.
- [10] G. Dorantes-Méndez, S. Charleston-Villalobos, R. Gonzalez-Camarena, G. Chi-Lem, J. G. Carrillo, and T. Aljama-Corrales, "Crackles detection using a time-variant autoregressive model.", *Conference proceedings : ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference*, vol. 2008, pp. 1894-1897, 2008.
- [11] M. Ono, K. Arakawa, M. Mori, T. Sugimoto, and H. Harashima, "Separation of fine crackles from vesicular sounds by a nonlinear digital filter.", *IEEE transactions on bio-medical engineering*, vol. 36, pp. 286-291, Mar 1989.
- [12] T. Kaisla, A. Sovijarvi, P. Piirila, H. M. Rajala, S. Haltsonen, and T. Rosqvist, "Validated method for automatic detection of lung sound crackles", *Medical & biological engineering & computing*, vol. 29, pp. 517-21, Sep 1991.
- [13] L. Vannuccini, M. Rossi, and G. Pasquali, "A new method to detect crackles in respiratory sounds.", *Technology and health care : official journal of the European Society for Engineering and Medicine*, vol. 6, pp. 75-79, Jul 1998.
- [14] L. Hadjileontiadis, "Nonlinear separation of crackles and squawks from vesicular sounds using third-order statistics", *Medicine and Biology Society*, vol. 5, pp. 2217-2219, 1996.
- [15] L. J. Hadjileontiadis, "Wavelet-Based Enhancement of Lung and Bowel Sounds Using Fractal Dimension Thresholding - Part II: Application Results", pp. 1-15, Jun 10 2005.
- [16] Y. P. Kahya, S. Yerer, and O. Cerid, "A wavelet-based instrument for detection of crackles in pulmonary sounds", presented at the Engineering in Medicine and Biology Society, 2001. Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE, 2001.
- [17] M. Bahoura and X. Lu, "2006 IEEE International Conference on Acoustics Speed and Signal Processing Proceedings", presented at the 2006 IEEE International Conference on Acoustics Speed and Signal Processing.
- [18] X. Lu and M. Bahoura, "An automatic system for crackles detection and classification", pp. 1-5, Jul 28 2006.
- [19] X. Lu and M. Bahoura, "An integrated automated system for crackles extraction and classification", *Biomedical Signal Processing and Control*, pp. 1-11, Jul 26 2008.
- [20] P. A. Mastorocostas, Y. A. Tolia, J. B. Theocharis, L. J. Hadjileontiadis, and S. M. Panas, "An orthogonal least squares-based fuzzy filter for real-time analysis of lung sounds.", *IEEE transactions on bio-medical engineering*, vol. 47, pp. 1165-1176, Sep 2000.
- [21] S. Charleston-Villalobos, R. González-Camarena, G. Chi-Lem, and T. Aljama-Corrales, "Crackle sounds analysis by empirical mode decomposition. Nonlinear and nonstationary signal analysis for distinction of crackles in lung sounds.", *Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE*, vol. 26, pp. 40-47, 2007.
- [22] L. J. Hadjileontiadis, "Empirical mode decomposition and fractal dimension filter. A novel technique for denoising explosive lung sounds.", *Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE*, vol. 26, pp. 30-39, 2007.
- [23] Z. Li and M. Du, "HHT based lung sound crackle detection and classification", pp. 385-388, 2005.
- [24] L. J. Hadjileontiadis and T. Rekanos, "Detection of Explosive Lung and Bowel Sounds by Means of Fractal Dimension", pp. 1-4, Jul 31 2003.